

Підприємництво, торгівля та біржова діяльність

УДК 336.76:519.862.6:004.43

Петрова Анжела Юріївна

кандидат фізико-математичних наук, доцент

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

Петрова Анжела Юрьевна

кандидат физико-математических наук, доцент

Харьковский национальный университет имени В.Н. Каразина

Petrova Anzhela

PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor

V. N. Karazin Kharkiv National University

ORCID: 0000-0003-1773-1427

Дейнека Маргарита Олександрівна

старший викладач

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

Дейнека Маргарита Александровна

старший преподаватель

Харьковский национальный университет имени В.Н. Каразина

Deyneka Margarita

Senior Lecturer

V. N. Karazin Kharkiv National University

ORCID: 0000-0001-9412-7122

**ARIMA-МОДЕЛІ: МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІНИ
АКЦІЙ**

**ARIMA-МОДЕЛИ: МОДЕЛИРОВАНИЕ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ
ЦЕНЫ АКЦИЙ**

ARIMA-MODELS: MODELING AND FORECASTING PRICES OF STOCKS

***Анотація.** Моделювання динаміки та прогноз показників фінансового ринку викликає цікавість в його учасників та аналітиків, а також наукових колах. Реалізація завдання з дослідження показників ринку передбачає підбір відповідних методів, інструментів та ресурсів. Популярність та значна кількість апробацій належить саме технічному аналізу, який ґрунтується на візуальному аналізі часових рядів за допомогою побудови спеціальних діаграм та графічних моделей (фігур). Технічний аналіз носить суб'єктивний характер, а тому в його доповнення використовуються методи, що передбачають використання математичного апарату. ARIMA-модель показала свою ефективність у роботі з різними часовими рядами та стала потужним інструментом для отримання точних прогнозів. Алгоритм побудови такої моделі передбачає виконання ряду математичних розрахунків, які можуть викликати труднощі. Але завдяки сучасним програмним можливостям, наприклад, мови програмування R, статистичний аналіз часових рядів, а саме побудова ARIMA-моделі реалізується швидко та з можливістю отримання графічних та числових результатів. Саме тому побудова ARIMA-моделі за допомогою мови R для моделювання ціни акцій компанії має своє практичне значення, що дозволить також отримати прогноз та примати рішення під час операцій купівлі-продажу активів на фінансовому ринку. В роботі алгоритм побудови ARIMA-моделі реалізовано за допомогою середовища R-studio в 3 етапи (з послідовним використанням відповідних функцій бібліотеки) на прикладі часових рядів ціни акцій корпорації PepsiCo (щомісячні та щоденні дані). Побудовано графіки рядів, проведено тестування рядів на стаціонарність, сформовано припущення щодо значення параметрів моделі відповідно до попереднього аналізу, також задіяно автоматичний підбір*

параметрів та побудовано відповідні моделі. Всі побудовані моделі були перевірені на адекватність за допомогою відповідних тестів та критеріїв, а також якість апроксимації фактичних даних модельними. Отримано прогнозні значення, які представлено графічно в порівнянні з фактичними даними ціни акцій та розраховано точність прогнозу.

Ключові слова: ARIMA-модель, моделювання, прогноз, ціни акцій, R-studio.

Аннотація. Моделирование динамики и прогноз показателей финансового рынка вызывает интерес у его участников и аналитиков, а также научных кругах. Реализация задачи по исследованию показателей рынка предполагает подбор соответствующих методов, инструментов и ресурсов. Популярность и значительное количество апробаций принадлежит именно техническому анализу, основанному на визуальном анализе временных рядов с помощью построения специальных диаграмм и графических моделей (фигур). Технический анализ носит субъективный характер, поэтому в его дополнение используются методы, предусматривающие использование математического аппарата. ARIMA модель показала свою эффективность в работе с разными временными рядами и стала мощным инструментом для получения точных прогнозов. Алгоритм построения такой модели предполагает выполнение ряда математических расчетов, которые могут вызвать затруднения. Но благодаря современным программным возможностям, например, языка программирования R, статистический анализ временных рядов, а именно построение ARIMA-модели реализуется быстро и с возможностью получения графических и числовых результатов. Именно поэтому построение ARIMA-модели с помощью языка R для моделирования цены акций компании имеет свое практическое значение, что позволит получить прогноз и принять решения во время операций купли-продажи активов на

финансовом рынке. В работе алгоритм построения ARIMA-модели реализован посредством среды R-studio в 3 этапа (с последовательным использованием соответствующих функций библиотеки) на примере временных рядов цены акций корпорации PepsiCo (ежемесячные и ежедневные данные). Построены графики рядов, проведено тестирование рядов на стационарность, сформировано предположение о значении параметров модели согласно предварительному анализу, также задействован автоматический подбор параметров и построены соответствующие модели. Все построенные модели были проверены на адекватность посредством соответствующих тестов и критериев, а также качество аппроксимации фактических данных модельными. Получены прогнозные значения, представленные графически по сравнению с фактическими данными цены акций и рассчитано точность прогноза.

Ключевые слова: *ARIMA-модель, моделирование, прогноз, цены акций, R-studio.*

Summary. *Modeling the dynamics and forecasting of financial market indicators is of interest to its participants and analysts, as well as scientific circles. The implementation of the task of researching market indicators involves the selection of appropriate methods, tools and resources. The popularity and a significant number of approbations belongs to technical analysis, based on the visual analysis of time series using the construction of special charts and graphical models (figures). Technical analysis is subjective, therefore, in addition to it, methods are used that involve the use of a mathematical apparatus. ARIMA model has shown its effectiveness in working with different time series and has become a powerful tool for obtaining accurate forecasts. The algorithm for constructing such a model involves performing a number of mathematical calculations, which can cause difficulties. But thanks to modern software capabilities, for example, the R programming language, statistical analysis of*

time series, namely the construction of an ARIMA model, is implemented quickly and with the ability to obtain graphical and numerical results. That is why building an ARIMA model using the R language for modeling the price of a company's shares is of practical importance, which will allow you to get a forecast and make decisions during asset purchase and sale transactions in the financial market. In this work, the algorithm for constructing an ARIMA model is implemented using the R-studio environment in 3 stages (with the consistent use of the corresponding library functions) using the example of PepsiCo prices of stocks time series (monthly and daily data). The graphs of the series were constructed, the series were tested for stationarity, an assumption was made about the value of the model parameters according to the preliminary analysis, automatic selection of parameters was also used, and the corresponding models were built. All constructed models were tested for adequacy through appropriate tests and criteria, as well as the quality of approximation of the actual data by the model. Forecast values were obtained, presented graphically in comparison with the actual data of the share price, and the accuracy of the forecast was calculated.

Key words: *ARIMA model, modeling, forecast, prices of stocks, R-studio.*

Постановка проблеми. Вивчення тенденції показників фінансових ринків дозволяє під час операцій купівлі-продажу активів мінімізувати ризики та приймати відповідні рішення (купувати чи продавати). Саме тому існує ряд інструментів, які активно використовують учасники ринку та аналітики, серед них відзначимо технічний аналіз, який передбачає візуальне моделювання через побудову спеціальних діаграм (графіки, «японські свічки», «бари») та побудову графічних моделей (фігур). Приклад використання технічного аналізу для даних ціни акцій міжнародних компаній представлено в роботі [1]. Відзначимо, що технічний аналіз хоч і є досить популярним, але носить суб'єктивний характер. Практики та дослідники фінансового ринку віддають перевагу колаборації технічного

аналізу з формалізованими методами моделювання та прогнозування цін фінансових активів, які передбачають використання математичного апарату. Оскільки, показники на фінансовому ринку представлені переважно часовими рядами (різної довжини), то передбачають використання методології аналізу саме таких даних. Однією з таких є методика Бокса-Дженкінса [2] з побудови ARIMA-моделі (Autoregressive Integrated Moving Average – ARIMA), яка продемонструвала свою ефективність у роботі з часовими рядами та отримання якісних прогнозів. Особливість її в тому, що складається з авторегресії (AR) – лінійна залежність поточних значень ряду від попередніх та ковзного середнього (MA) [2]. Алгоритм побудови моделі $ARIMA(p,d,q)$ передбачає виконання 3-х основних етапів: 1) ідентифікація моделі (побудова графіку вхідного часового ряду даних, корелограм та їх візуальний аналіз, перевірка на стаціонарність, формування гіпотези про значення параметрів p, d, q); 2) оцінка та перевірка на адекватність (аналіз залишків моделі за допомогою спеціальних тестів та інформаційних критеріїв, аналіз якості апроксимації); 3) прогноз (визначення прогнозних значень, оцінка точності прогнозу). Перевага використання даної моделі в тому, що вона здатна працювати із стаціонарними, і нестаціонарними ряди, що зустрічаються серед часових рядів фінансового ринку [2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження інструментарію ARIMA-моделей, а також їх використання для моделювання та прогнозування часових рядів, що отримані з різних сфер діяльності, представлено в роботах [3-14]. Наприклад, вивчення часових рядів мережевого та трафіка цифрової реклами, що важливо для управління потоком даних, висвітлено в роботах [7; 8].

ARIMA-моделі знайшли своє застосування для вирішення задач з дослідження часових рядів соціально-економічних та фінансових показників. Зокрема, є методом прогнозування фондових індексів, що

сприяє підвищенню ефективності функціонування самого ринку та забезпечує обґрунтування рішень в питанні інвестування. В роботі [9] розроблена гібридна модель ARIMA-GARCH, яка демонструє високу точність апроксимації та прогнозу динаміки індексу PFTS. На ринку нафти, а саме для моделювання та прогнозування динаміки її ціни в роботі [10] побудовано ARIMA-моделі з різними параметрами та розраховано прогнозні значення, що дозволило провести порівняльний аналіз. Прогнозування прямих іноземних інвестицій в Україні за допомогою ARIMA-моделі представлено в роботі [11], де запропоновано модифікований алгоритм з вибору специфікації та застосовано відповідні критерії для вибору кращої моделі. В дослідженні [12] висвітлено переваги застосування ARIMA-моделі для прогнозування розмірів доходів держбюджету від податкових платежів, де побудовані моделі показали хороші прогностичні властивості. В банківській діяльності ARIMA-моделі також знайшли своє застосування, зокрема, робота [13], де представлено цінове прогнозування для управління залученими ресурсами банку. А робота [14] демонструє можливість використання ARIMA-моделі для прогнозування середньомісячного курсу валют.

Мова програмування R використовується для аналізу та візуалізації статистичних даних у різних сферах діяльності. В програмному середовищі R-studio за допомогою бібліотеки функцій, що дозволяють побудувати графіки вхідних даних та прогнози, а також реалізувати перевірку даних (критерії та тести) можна швидко отримати результат поставленої задачі. Зокрема, в роботі [15] відзначено можливість використання мови для вирішення прикладних задач аналітики, а даному випадку вивчення процесів пов'язаних з охороною довкілля.

Поєднання давно відомих та широко застосованих ARIMA-моделей з мовою програмування R має своє практичне значення та перспективу. Зокрема, в дослідженні [16] побудовано ARIMA-моделі за допомогою мови

R на прикладі часових рядів метеоданих. А в роботі [17] реалізовано алгоритм побудови ARIMA-моделей в R-studio для часового ряду імпорту товарів (в млрд \$), вибір кращої моделі та зроблено прогноз на 5 років. В нашій роботі спробуємо також перевірити ефективність такої колаборації для моделювання та прогнозування показників фінансового ринку.

Мета статті: моделювання та прогнозування на прикладі ціни акцій корпорації PepsiCo (щомісячні та щоденні дані) із застосуванням інструментарію ARIMA-моделей за допомогою мови програмування R. Серед основних завдань відзначимо: формування часових рядів ціни акцій (щомісячні та щоденні); підбір необхідних функцій в бібліотеці R-studio для побудови ARIMA-моделей; послідовний запуск необхідних функцій в програмному середовищі для побудови графіків та моделей, тестування рядів даних і залишків; інтерпретація отриманих результатів; прогноз та оцінка його точності.

Виклад основного матеріалу. Розробка ARIMA-моделі для щомісячних даних PepsiCo. Графік динаміки ціни закриття (Close) акцій компанії PepsiCo (в \$) щомісячні дані (листопад 2011 р. – серпень 2019 р.) представлено на рис. 1. Візуальний аналіз показав наявність зростаючого тренду часового ряду, що є однією з ознак нестационарності.

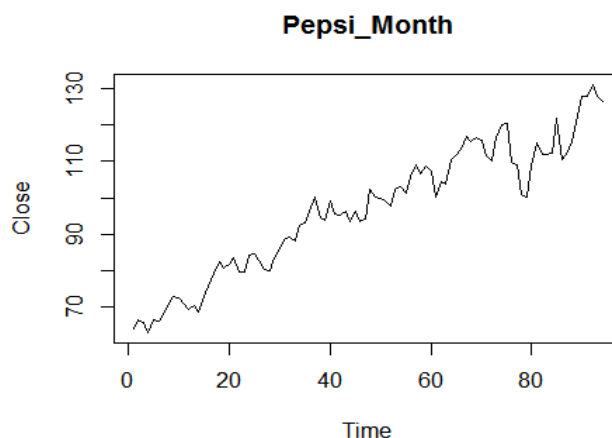


Рис. 1. Графік динаміки ціни закриття (Close) акцій PepsiCo (в \$)
(листопад 2011 р. – серпень 2019 р.)

Джерело: авторська розробка в R-studio за даними [18]

Введемо наступні позначення, а саме: *Pepsi_M1* – досліджуваний ряд ціни закриття акцій (щомісячні дані); ACF – автокорреляційна функція; PACF – частина автокорреляційна функція.

Тестування *Pepsi_M1* на стаціонарність реалізовано за допомогою критерію Дікі-Фуллера (Dickey-Fuller) (гіпотеза H_0 – нестаціонарний, а H_1 – стаціонарний часовий ряд) [19]. Код тестування ряду по обраному критерію:

```
adf.test(Pepsi_M1, alternative = "stationary")
Augmented Dickey-Fuller Test
## data: Pepsi_M1
## Dickey-Fuller = -2.8575, Lag order = 4, p-value = 0.2224
## alternative hypothesis: stationary
```

Результати перевірки демонструють, що досліджуваний ряд є нестаціонарним ($p\text{-value} > 0,05$, рівень значущості – 95%), а тому слід розглянути ряд перших різниць ($dPepsi_M1$) та провести його перевірки.

```
adf.test(dPepsi_M1, alternative = "stationary")
Augmented Dickey-Fuller Test
## data: dPepsi_M1
## Dickey-Fuller = -5.7424, Lag order = 4, p-value = 0.01
## alternative hypothesis: stationary
```

Результати розрахунків показали, що $p\text{-value} < 0,05$, а це свідчить про стаціонарність ряду, що важливо для отримання якісного прогнозу. Це також дозволяє зробити висновок про значення d – порядок диференціювання часового ряду [3], відповідно $d=1$.

Сформувати гіпотезу про параметри p і q дозволяють корелограми ACF та PACF для ряду перших різниць $dPepsi_M1$ (рис. 2). Отримуємо, що порядок авторегресії ($p=13$), а ковзна середня ($q=13$). Таким чином, модель має наступний вигляд: $ARIMA(13,1,13)$.

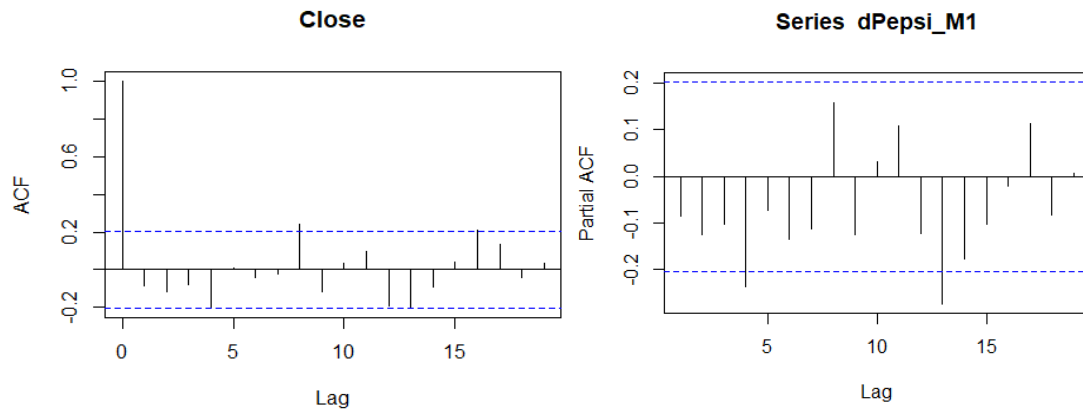


Рис. 2. ACF та PACF для ряду перших різниць (*dPepsi_M1*), щомісячні дані

Джерело: авторська розробка в R-studio

Також побудуємо модель за допомогою функції *auto.arima*, яка методом перебору надає варіант оптимальної специфікації ARIMA-моделі, де отримуємо модель $ARIMA(0,1,0)$.

Аналіз адекватності моделі проводимо на основі ряду залишків: на відповідність нормальному закону розподілу – тест Жака-Бера (Jarque-Bera) та наявність автокореляції – тест Льюнга-Бокса (Ljung-Box) [3].

Код реалізації тесту Жака-Бера залишків моделі $ARIMA(13,1,13)$ в середовищі R-studio:

```
jarque.bera.test (residuals(mod1))  
## Jarque Bera Test  
## data: residuals(mod1)  
## X-squared = 12.027, df = 2, p-value = 0.002446
```

Код реалізації тесту Льюнга-Бокса залишків моделі $ARIMA(13,1,13)$ в середовищі R-studio:

```
Box.test(et, lag = 10, type = "Ljung-Box", fitdf = 2)  
## Box-Ljung test  
## data: et  
## X-squared = 1.5996, df = 8, p-value = 0.9909
```

Проведено відповідні тести для залишків моделі $ARIMA(0,1,0)$ та результати занесено до табл. 1.

На основі інформаційних критеріїв Акаїке (Akaike information criterion – AIC) та Байєсовського (Bayesian information criterion – BIC) реалізується вибір оптимальної моделі за найменшими значеннями. Аналіз якості

апроксимації фактичних даних модельними проводиться за допомогою ряду критеріїв, зокрема: *ME* (Mean Error) – середня арифметична помилка; *MAE* (Mean Absolute Error) – середня абсолютна помилка; *MAPE* (Mean Absolute Percentage Error) – середня абсолютна відсоткова помилка [3].

Значення *AIC* та *BIC*, а також *MAPE* розраховано під час реалізації алгоритму побудови моделей в середовищі R-studio та занесено до табл. 1.

Кількісним критерієм для оцінки точності прогнозу є значення *MAPE*, що розраховується за формулою:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|, \quad (1)$$

де y_i – фактичні дані; \hat{y}_i – модельні значення; n – інтервал прогнозу [4].

Результати перевірки для порівняння обох моделей показано в табл. 1.

Таблиця 1

Результати перевірки моделей *ARIMA(13,1,13)* та *ARIMA(0,1,0)*

Показник	<i>ARIMA(13,1,13)</i>	<i>ARIMA(0,1,0)</i>
тест Жака-Бера	X-squared = 12,027, df = 2, p-value = 0,002446	X-squared = 9,7742, df = 2, p-value = 0,007543
тест Льюнга-Бокса	X-squared = 1,5996, df = 8, p-value = 0,9909	X-squared = 14,467, df = 8, p-value = 0,07039
AIC	522,2612	510,45
BIC	590,6413	515,51
MAPE, %	2,205877	2,863787

Джерело: складено авторами за результатами розрахунків в R-studio

Проаналізувавши результати (табл. 1), зроблено такі висновки:

1) залишки отримані на основі обох експериментальних моделей не підпорядковуються нормальному закону розподілу на рівні значущості 95% за критерієм Жака-Бера;

2) тестування Льюнга-Бокса, застосоване до рядів залишків побудованих ARIMA моделей, показало відсутність автокореляції;

3) мінімальне значення по критерію AIC та BIC для залишків моделі $ARIMA(0,1,0)$ свідчить про те, що ця модель є кращою для прогнозування;

4) $MAPE$ моделі $ARIMA(13,1,13)$ більше ніж моделі $ARIMA(0,1,0)$, хоча різниця в значеннях похибки не значна.

Отримано прогноз на основі обох моделей на 5 місяців (вересень 2019 р. – січень 2020 р.) та проілюстровано його на рис. 3.

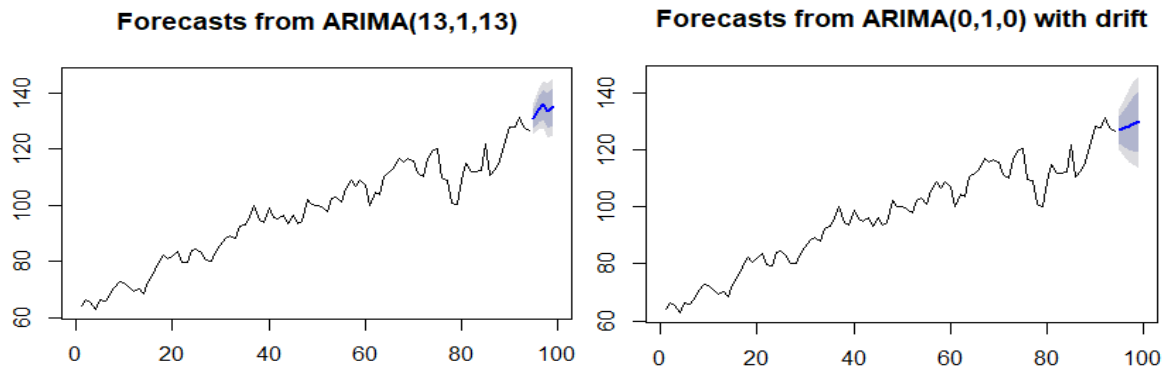


Рис. 3. Прогноз ціни закриття (Close) PepsiCo (в \$), щомісячні дані

Джерело: авторська розробка в R-studio

Провівши візуальний аналіз порівняння з фактичними значеннями ціни закриття (Close) акцій PepsiCo (рис. 4) можна сказати наступне: крива фактичних даних ближче до прогнозного ряду моделі $ARIMA(13,1,13)$. Крім того, в листопаді 2019 року значення майже співпадають (прогноз дорівнює 135,93\$, а фактичне значення зафіксоване на рівні 135,83\$).

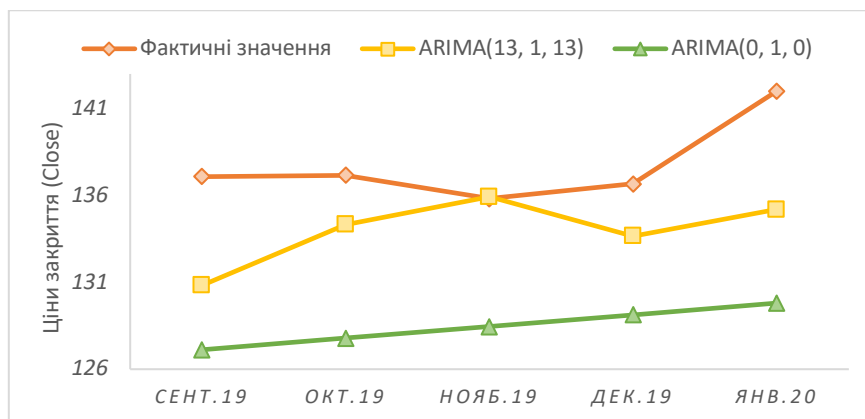


Рис. 4. Графічне порівняння фактичних та прогнозних значень ціни закриття (Close) акцій PepsiCo (в \$), щомісячні дані

Джерело: авторська розробка за даними [18] та власними розрахунками

Для перевірки своєї гіпотези проведемо перевірку якості прогнозу, розрахувавши $MAPE$ за формулою (1) між фактичними та прогнозними значеннями, що отримані для двох експериментальних моделей. Середня абсолютна помилка для моделі $ARIMA(13, 1, 13)$ та $ARIMA(0, 1, 0)$ дорівнює 2,74% та 6,73% відповідно. Таким чином, можна зробити висновок, що прогноз ціни акцій закриття компанії PepsiCo, отриманий по моделі $ARIMA(13,1,13)$ кращий за критерієм $MAPE$.

Розробка $ARIMA$ -моделі для щоденних даних PepsiCo . Побудовано $ARIMA$ моделі на основі ще одного часового ряду даних: щоденна ціна закриття акцій компанії PepsiCo (в \$) за період з 01.03.2019 р. по 04.10.2019 року. Проаналізовано графік динаміки (рис.5), де відзначимо наявність зростаючого тренду і маємо припущення, що знову отримаємо вхідний ряд, що буде нестационарним.

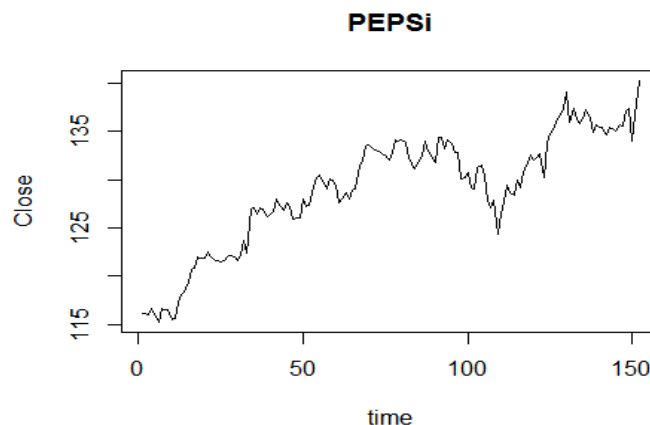


Рис. 5. Графік динаміки щоденної ціни закриття (Close) акцій PepsiCo (в \$)

Джерело: авторська розробка в R-studio за даними [18]

Перевірено, чи є вхідний ряд цін (PEP_D2) та перших різниць ($dPEP_D2$) стаціонарним. Для цього використано критерій Дікі-Фуллера [19], а результати представлено в табл. 2.

Перевірка стаціонарності ряду ціни закриття (Close) акцій PepsiCo

Показники	<i>PEP_D2</i>	<i>dPEP_D2</i>
Dickey-Fuller	-2,6578	-5,5375
Lag order	5	5
p-value	0,3023	0,01
Висновок	Ряд нестаціонарний	Ряд стаціонарний

Джерело: складено авторами за результатами розрахунків в R-studio

На основі аналізу корелограми ACF та PACF для ряду перших різниць *dPEP_D2* зроблено припущення щодо значення параметрів $d=1$, $p=6$ і $q=6$. Таким чином, модель має наступний вигляд: *ARIMA(6,1,6)*. Функція *auto.arima* автоматично визначає параметри моделі, в даному випадку модель матиме наступний вигляд *ARIMA(0,1,1)*. Подальшу перевірку моделей проведено я в середовищі R-studio, а результати зібрано в таблиці 3.

Результати перевірки моделей *ARIMA(6,1,6)* та *ARIMA(0,1,1)*

Показники	<i>ARIMA(6,1,6)</i>	<i>ARIMA(0,1,1)</i>
тест Жака-Бера	X-squared = 8,5862, df = 2, p-value = 0,01366	X-squared = 16,266, df = 2, p-value = 0,00029
Висновок	не підпорядковуються нормальному закону розподілу	
тест Льюнга-Бокса	X-squared = 1,963, df = 8, p-value = 0,9821	X-squared = 8,894, df = 8, p-value = 0,3513
Висновок	відсутня автокореляція	
AIC	489,8241	488,41
BIC	529,0487	497,46
MAPE, %	0,631698	0.67915

Джерело: складено авторами за результатами розрахунків в R-studio

Найкращою моделлю за інформаційними критеріями AIC та BIC є модель побудована через автоматичний підбір параметрів *ARIMA(0,1,1)*, оскільки значення показників менші ніж для іншої моделі. За показником *MAPE* перемагає модель *ARIMA(6,1,6)*, де відхилення всього дорівнює 0,63%.

Побудовано прогноз за кожною моделлю на 15 днів торгів на фінансовому ринку. (рис. 6)

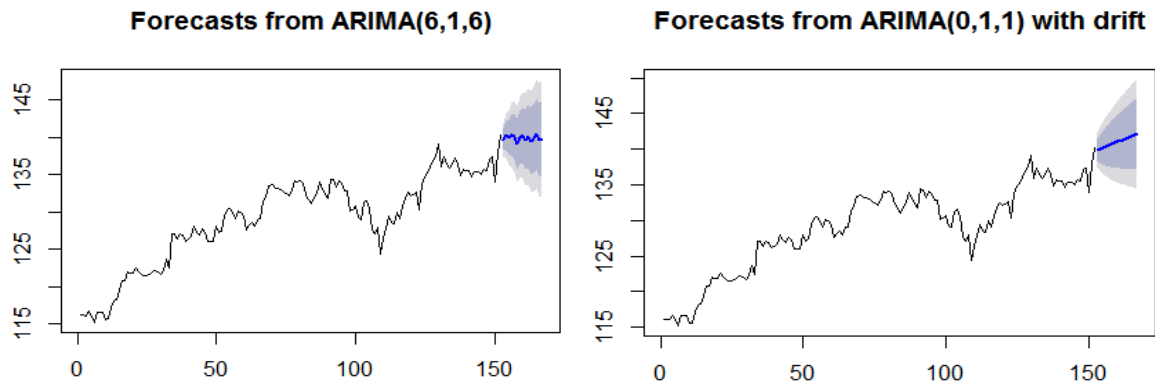


Рис. 6. Прогноз ціни закриття (Close) PepsiCo (в \$), щоденні дані

Джерело: авторська розробка в R-studio

Графічний аналіз (рис. 7) показав, що прогнозні значення обох експериментальних моделей на щоденних даних ціни закриття акцій компанії PepsiCo, знаходяться вище фактичної ціни на відповідні дати. В даному випадку, прогноз дає завищену ціну акцій компанії.

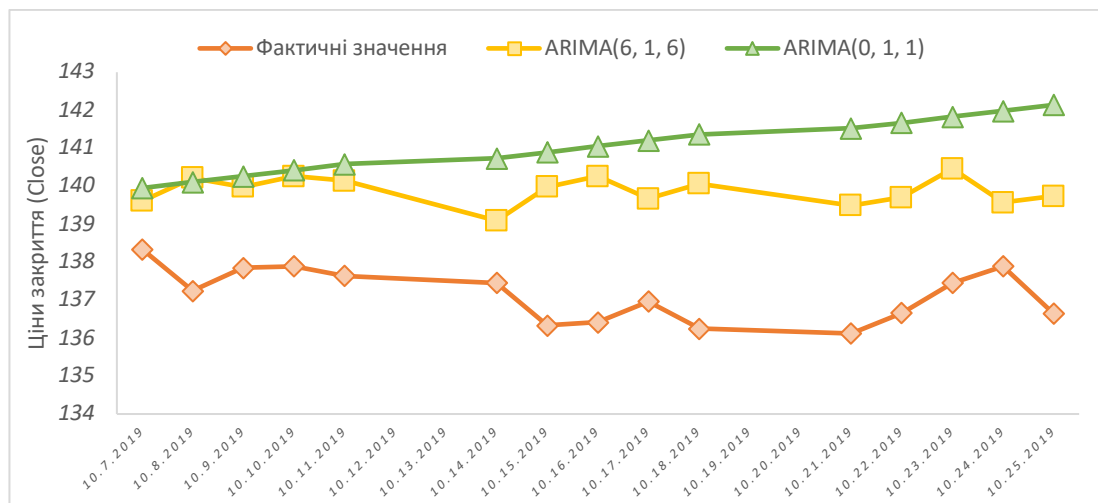


Рис. 7. Графічне порівняння фактичних та прогнозних значень ціни закриття (Close) акцій PepsiCo (в \$), щоденні дані

Джерело: авторська розробка за даними [18] та власними розрахунками

Кількісна оцінка прогнозу за значенням $MAPE$ показала, що більш наближені прогнозні значення моделі $ARIMA(6,1,6)$, оскільки $MAPE=2\%$, для іншої моделі $ARIMA(0,1,1)$ відхилення прогнозу дорівнює $2,58\%$.

Висновок. Побудовано ARIMA-моделі за даними ціни акцій корпорації PepsiCo (щомісячні та щоденні дані) на мові програмування R. Реалізовано алгоритм побудови моделей (самостійний та автоматичний підбір параметрів) в середовищі R-studio, а саме: побудовано графіки; проведено тестування рядів даних та залишків за допомогою спеціальних тестів та інформаційних критеріїв; отримано високу точність апроксимації. Прогноз за побудованими ARIMA-моделями по значенню *MAPE* не перевищує 10%, свідчить про його високу точність [4]. Таким чином, використання методів, що передбачають використання математичного апарату, на фінансовому ринку демонструє свою ефективність.

Література

1. Петрова А.Ю., Дейнека М.О. Візуальне моделювання динаміки ціни акцій. XI Міжнародна науково-практична конференція «Modern aspects of science and practice», Мельбурн, Австралія (30 листопада–03 грудня 2021 р.). С. 111–115. DOI: 10.46299/ISG.2021.II.XI.
2. Бокс Дж., Дженкінс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление: Вып. 1. М.: Мир, 1974. 406 с.
3. Канторович Г.Г. Анализ временных рядов. *Экономический журнал ВШЭ*. 2002. № 1. С. 85–116.
4. Лук'яненко І.Г., Жук В.М. Аналіз часових рядів. Частина перша: Побудова ARIMA, ARCH/GARCH моделей з використанням пакету EViews 6.0. К.: НАУКМА, 2013. 188 с.
5. Abonazel M.R., AbdElftah A.I. Forecasting Egyptian GDP Using ARIMA Models. *Reports on Economics and Finance*. 2019. Vol. 5, No. 1. P. 35–47. DOI: 10.12988/ref.2019.81023.
6. Khan F.M., Gupta R. ARIMA and NAR based prediction model for time series analysis of COVID-19 cases in India. *Journal of Safety Science and Resilience*. 2020. Vol. 1, Iss. 1. P. 12–18. DOI: 10.1016/j.jnlssr.2020.06.007.

7. Крюков Ю.А., Чернягин Д.В. ARIMA – модель прогнозирования значений трафика. *Информационные технологии и вычислительные системы*. 2011. №2. С. 41–49.
8. Гребенников А.В., Крюков Ю.А., Чернягин Д.В. Моделирование сетевого трафика и прогнозирование с помощью модели ARIMA. *Электронный журнал «Системный анализ в науке и образовании»*. 2011. №1. URL: www.sanse.ru/download/79
9. Рикота В.І., Ковпак Е.О. Прогнозування динаміки індексу PFTS за допомогою моделі ARIMA-GARCH. *Приазовський економічний вісник*. 2019. С. 407–411. DOI: 10.32840/2522-4263/2019-6-75.
10. Запорожчук Т. Моделювання та прогнозування ціни на ринку нафти засобами ARIMA-моделі. URL: <https://phm.cuspu.edu.ua/>
11. Маслій В.В., Березька К.М. Вибір та оцінка ARIMA-моделі для прогнозування обсягів прямих іноземних інвестицій. *Науковий вісник Міжнародного гуманітарного університету*. С. 115–119.
12. Мартинюк В. Прогнозування надходження податкових платежів до державного бюджету за допомогою використання ARIMA-моделі. *Наукові праці НДФІ*. 2011. № 2 (55). С. 46–55.
13. Волохата В. Управління залученими ресурсами банку на основі цінового прогнозування з використанням мультиплікативних моделей ARIMA. *Інвестиції: практика та досвід*. 2014. № 24. С. 72–78.
14. Пилюгина А.В., Бойко А.А. Использование моделей ARIMA для прогнозирования валютного курса. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2015. №4 (32). С. 249–267.
15. Василенко Є. Прикладна аналітика для активістів природоохоронного руху. URL: https://bookdown.org/geka/applied_analytics/
16. Дзендзелюк О., Костів Л., Рабик В. Побудова ARIMA-моделей часових рядів для прогнозування метеоданих на мові програмування R. *Електроніка та інформаційні технології*. 2013. Вип. 3. С. 211–219.

17. Сорокина В. ARIMA. URL: <https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/>
18. Yahoo. Finance: сайт. URL: <https://finance.yahoo.com/quote/PEP>
19. Dickey D.A., Fuller W.A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*. 1979. № 74. P. 427–431.

References

1. Petrova A.Ju., Deyneka M.O. Vizualjne modeljuvannja dynamiky ciny akcij. *XI Mizhnarodna naukovo-praktychna konferencija «Modern aspects of science and practice»*, Meljburn, Avstralija (November 30-December 3, 2021. S. 111–115. DOI: 10.46299/ISG.2021.II.XI.
2. Boks Dzh., Dzhenkins G. Analiz vremennykh ryadov. Prognoz i upravlenie: Vyp. 1. M.: Mir, 1974. 406 s.
3. Kantorovich G.G. Analiz vremennykh ryadov. *Ekonomicheskij zhurnal VShE*. 2002. № 1. S. 85–116.
4. Luk'janenko I.Gh., Zhuk V.M. Analiz chasovykh rjadiv. Chastyna persha: Pobudova ARIMA, ARCH/GARCH modelej z vykorystannjam paketu E.Views 6.0. K.: NAUKMA, 2013. 188 s.
5. Abonazel M.R., AbdElftah A.I. Forecasting Egyptian GDP Using ARIMA Models. *Reports on Economics and Finance*. 2019. Vol. 5, No. 1. P. 35–47. DOI: 10.12988/ref.2019.81023.
6. Khan F.M., Gupta R. ARIMA and NAR based prediction model for time series analysis of COVID-19 cases in India. *Journal of Safety Science and Resilience*. 2020. Vol. 1, Iss. 1. P. 12–18. DOI: 10.1016/j.jnlssr.2020.06.007.
7. Kryukov Yu.A., Chernyagin D.V. ARIMA – model prognozirovaniya znacheniy trafika. *Informatsionnye tekhnologii i vychislitelnye sistemy*. 2011. №2. S. 41–49.
8. Grebennikov A.V., Kryukov Yu.A., Chernyagin D.V. Modelirovanie setevogo trafika i prognozirovanie s pomoshchyu modeli ARIMA.

Elektronnyy zhurnal «Sistemnyy analiz v nauke i obrazovanii». 2011. №1.
URL: www.sanse.ru/download/79

9. Rykota V.I., Kovpak E.O. Proghnozuvannja dynamiky indeksu PFTS za dopomoghoju modeli ARIMA-GARCH. *Pryazovs'kyj ekonomichnyj visnyk*. 2019. S. 407–411. DOI: 10.32840/2522-4263/2019-6-75.
10. Zaporozhchuk T. Modeljuvannja ta proghnozuvannja ciny na rynku nafty zasobamy ARIMA-modeli. URL: <https://phm.cuspu.edu.ua/>
11. Maslij V.V., Berezjka K.M. Vybir ta ocinka ARIMA-modeli dlja proghnozuvannja obsjaghiv prjamykh inozemnykh investycij. *Naukovyj visnyk Mizhnarodnogho ghumanitarnogho universytetu*. S.115–119.
12. Martynjuk V. Proghnozuvannja nadkhodzhennja podatkovykh platezhiv do derzhavnogho bjudzhetu za dopomoghoju vykorystannja ARIMA-modeli. *Naukovi praci NDFI*. 2011. № 2 (55). S. 46–55.
13. Volokhata V. Upravlinnja zaluchenymy resursamy banku na osnovi cinovogho proghnozuvannja z vykorystannjam muljtyplikatyvnykh modelej ARIMA. *Investyciji: praktyka ta dosvid*. 2014. №24. S. 72–78.
14. Pilyugina A.V., Boyko A.A. Ispolzovanie modeley ARIMA dlya prognozirovaniya valyutnogo kursa. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii*. 2015. №4 (32). S. 249–267.
15. Vasylenko Je. Prykladna analityka dlja aktyvistiv pryrodookhoronnogho rukhu. URL: https://bookdown.org/geka/applied_analytics/
16. Dzendzeljuk O., Kostiv L., Rabyk V. Pobudova ARIMA-modelej chasovykh rjadiv dlja proghnozuvannja meteodanykh na movi proghramuvannja R. *Elektronika ta informacijni tekhnologhiji*. 2013. V. 3. S. 211–219.
17. Sorokina V. ARIMA. URL: <https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/>
18. Yahoo. Finanace: sajt. URL: <https://finance.yahoo.com/quote/PEP>
19. Dickey D.A., Fuller W.A. Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*. 1979. № 74. P. 427–431.